

基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法

刘帅师^{1,2} 田彦涛¹ 万川¹

摘要 针对传统的 Gabor 特征表征全局特征能力弱以及特征数据存在冗余性的缺点, 提出一种新颖的采用 Gabor 多方向特征融合与分块直方图统计相结合的方法来提取表情特征. 为了提取局部方向信息并降低特征维数, 首先采用 Gabor 滤波器提取人脸表情图像的多尺度和多方向特征, 然后按照两个融合规则将相同尺度不同方向的特征融合到一起. 为了能够有效地表征图像全局特征, 将融合图像进一步划分为若干矩形不重叠且大小相等的子块, 分别计算每个子块区域内融合特征的直方图分布, 将其联合起来实现图像表征. 实验结果表明, 这种方法无论在计算量上还是识别性能上都比传统的 Gabor 滤波器组更具有优势. 该方法的创新之处在于提出了两个 Gabor 多方向特征融合规则, 应用在 JAFFE 表情库上最高平均识别率达到 98.24%, 表明其适用于人脸表情图像的分析.

关键词 表情识别, 特征融合, 分块直方图, 多尺度, Gabor 变换

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.01455

Facial Expression Recognition Method Based on Gabor Multi-orientation Features Fusion and Block Histogram

LIU Shuai-Shi^{1,2} TIAN Yan-Tao¹ WAN Chuan¹

Abstract In this paper, the Gabor multi-orientation fused features are combined with block histogram to extract facial expressional features in order to overcome the disadvantage of traditional Gabor filter bank, whose high-dimensional Gabor features are redundant and the global features representation capacity is poor. First, to extract the multi-orientation information and reduce the dimension of the features, two fusion rules are proposed to fuse the original Gabor features of the same scale into a single feature. Second, to represent the global features effectively, the fused image is divided into several nonoverlapping rectangular units, and the histogram of each unit is computed and combined as facial expression features. Experimental results show that the method is effective for both dimension reduction and recognition performance. The novelty of the method is to use two fusion rules to fuse multi-orientation Gabor features. The best average recognition rate of 98.24% is achieved in JAFFE database, which indicates this method is suitable for facial expression analysis.

Key words Expression recognition, features fusion, block histogram, multi-scale, Gabor transform

人脸表情传递着丰富的个人情感信息, 并且在人与人之间的交流中扮演着重要的角色. 因此为了推动更加智能和自然的人机交互, 人脸表情识别在过去几十年得到广泛研究^[1], 并且成为一个研究热点. 人脸表情识别的目标是在人脸图像的范围内提取出对表情识别有利的特征, 并据此进行表情图像的分类工作. 其中的一个难点就是如何提取出完整、鲁棒、紧凑而富有区分性的表情特征, 以提高分类的准确程度^[2]. 到目前为止, 针对人脸表情识别的特征

提取提出了许多的算法. 特征提取算法根据图像性质的不同可分为: 静态图像特征提取和序列图像特征提取. 基于视频序列图像通过提取面部表情变化的时间和空间信息, 能揭示更多的表情运动变化信息, 但是这种方法模型复杂、计算量大, 实现实时性要求较难.

本文重点研究静态人脸表情图像特征提取. 对静态图像的表征方法^[3-4]很多, 其中对 Gabor 变换的应用很广^[5-6]. Gabor 滤波器^[7]是一个由二维高斯函数衍生出的复数域正弦曲线函数, 相当于一组带通滤波器, 其方向、基频带宽及中心频率均可以调节, 不同参数的 Gabor 滤波器组能够捕捉图像中对应于不同的空间频率、空间位置以及方向选择性等局部结构信息, 这些特点使得其对于亮度和人脸姿态的变化不敏感. Donato 等^[8]曾比较了几种方法识别脸部 AU 的性能, 结果表明 Gabor、独立

收稿日期 2011-03-28 录用日期 2011-07-07
Manuscript received March 28, 2011; accepted July 7, 2011
吉林省科技发展计划重点项目 (20071152) 资助
Supported by the Key Project of Science and Technology Development Plan for Jilin Province (20071152)
1. 吉林大学控制科学与工程系 长春 130025 2. 长春工业大学自动化系 长春 130012
1. Department of Control Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130025 2. Department of Automation, Changchun University of Technology, Changchun 130012

成分分析 (Independent component analysis, ICA) 优于其他算法. Zhang 等^[9] 采用多层感知器比较了 Gabor 特征和几何特征的识别性能, 发现 Gabor 特征具有更好的识别性能, 但是 Gabor 变换的计算量和内存需求很大, 而且特征维数很高. 近年来, 围绕着上述问题, 越来越多的研究人员提出了改进方案, 力图使 Gabor 特征提取方法能够在特征维数、实时性和准确性上有所突破, 为特征提取和表情识别打下坚实的基础.

Wen 等^[10] 在局部区域提取平均 Gabor 小波系数作为纹理特征, 同时引入了一种在人脸合成中使用的基于比例图的方法来对纹理提取区域进行预处理, 以降低不同人脸差异和光照变化引起的影响. Yu 等^[11] 提出了一种基于规划的遗传方法, 该方法使用 Gabor 小波表征原始特征, 并使用线性和非线性的算子合成新的特征, 再由支持向量机对表情分类. Liao 等^[12] 提出了一种基于两组特征的表情识别方法. 其中一组特征采用了强度和梯度图的局部二元模式特征和 Gabor 滤波器的 Tsallis 能量; 另一组特征通过对训练图像的线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA) 来获得. 邓洪波等^[13] 提出一种局部 Gabor 滤波器组用于提取特征, 大大提高了特征提取的速度, 减少了存储量, 然后使用主成分分析 (Principal component analysis, PCA) 和线性判别分析 (PCA + LDA) 方法选择特征和降维, 得到了比较好的识别结果. 上述对 Gabor 变换的改进可归纳为两种方式: 1) 选取部分尺度和部分方向上的 Gabor 特征作为识别特征, 从而降低特征向量的维数, 但是有可能造成有效决策信息的丢失; 2) 将 Gabor 特征与其他特征选择算法相结合, 形成新的低维特征向量, 在这个过程中可能会损失一些具有高区分度的纹理信息而保留了部分冗余信息, 从而造成对一些细微表情的区分度下降, 影响表情分类.

针对上述 Gabor 变换在应用中存在的问题, Zhang 等^[14] 提出了一种新颖的全局 Gabor 象限模型和局部 Gabor 象限模型概念. 与传统的利用全局 Gabor 特征模的图像表征方式相比, 利用 Gabor 象限模型来提取图像纹理特征, 能够更有效地表征图像. 同时, 文献 [14] 提出直方图能够描述纹理图像的全局特征, 弥补 Gabor 特征缺乏全局表征能力的不足. 该方法在人脸识别上获得了较理想的识别率及较好的鲁棒性.

本文受文献 [14] 的启发, 从一个全新的角度去研究和改进面部表情的 Gabor 特征, 提出了一种基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图相结合的人脸表情识别方法. 其基本思想是: 将 Gabor 变换在同一尺度不同方向的特征按照本文所提出的融合规

则进行融合, 将融合图像进一步划分为若干矩形不重叠且大小相等的子块, 分别对每个子块区域内的融合特征计算其直方图分布, 最后将所有直方图分布联合在一起, 实现图像表征.

融合特征^[15-17] 既能有效地降低特征数据间的冗余, 又能保证有效决策信息不会丢失. 同时, 融合特征包含了丰富的图像纹理信息, 而直方图能够有效描述纹理图像的全局特征, 二者结合能够实现互补. 考虑到直接对融合图像进行直方图表征会丢失很多结构上的细节信息, 因此将融合图像进一步划分为若干矩形不重叠且大小相等的子块. 分别对每个子块区域内的融合特征计算其直方图分布, 将其联合起来实现图像表征. Gabor 融合特征与分块直方图相结合, 可以多层次、多分辨率地表征人脸表情局部特征以及局部邻域内的特征.

本文所提方法既保留了 Gabor 特征在表征图像纹理变化方面的优势, 又解决了其缺乏全局特征表征能力的不足, 同时还有效地降低了特征数据的冗余, 使系统在实时性和准确性上得到全面优化.

1 Gabor 特征融合与分块直方图统计

对于人脸表情而言, 不同的表情行为特征具有不同的尺度. 例如: 惊讶的表情行为会使面部器官大范围移动, 需要对其在大尺度进行分析; 而微笑的表情行为造成的面部器官变化较小, 需在小尺度对其进行分析. 因此我们将多尺度方法应用于人脸表情识别领域. Gabor 变换是有效的多尺度分析工具, 具备分析图像局部细微变化的能力, 因此我们利用 Gabor 变换来提取人脸表情图像特征. 本文所提出的基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图相结合的特征选择过程如图 1 所示.

首先, 对人脸表情图像进行 Gabor 变换, 得到 5 个尺度、8 个方向的 Gabor 特征. 然后, 按照本文提出的两个特征融合规则对所得特征进行融合, 得到 5 个尺度上的融合特征. 接下来, 将融合图像进一步分割成大小相等且相互不重叠的子块. 最后, 求取每一个子块的直方图分布, 将其联合形成扩展直方图, 以此来完成表情图像表征.

1.1 表情图像的 Gabor 特征表征

1.1.1 Gabor 变换

Gabor 小波核函数具有与人类大脑皮层简单细胞的 2 维反射区相同的特性^[7], 即能够捕捉对应空间尺度 (频率)、空间位置及方向选择性等局部结构信息, 在计算机视觉和图像分析领域得到广泛的应用^[18-19]. 在空间域 Gabor 滤波器可以被看作是一个被 Gaussian 函数调制的正弦平面波^[7], 二维 Gabor 滤波器定义如下:

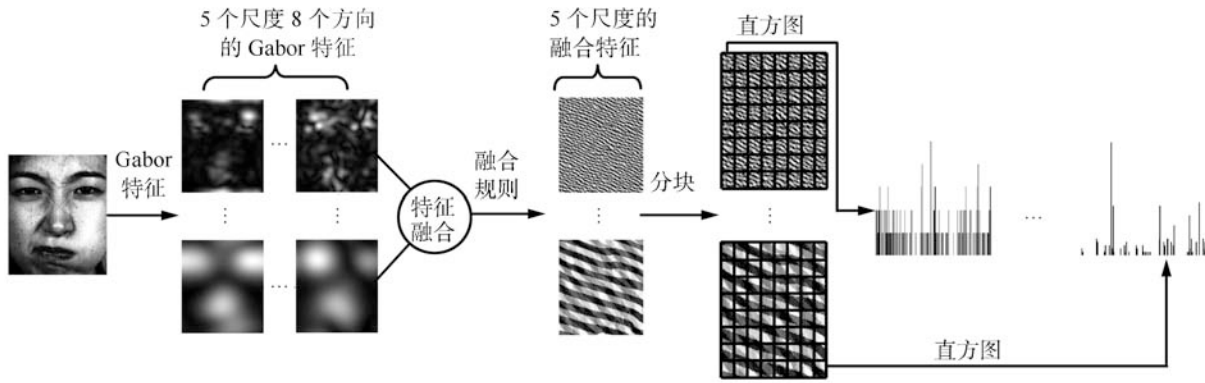


图 1 基于 Gabor 特征融合与分块直方图统计的特征选择过程

Fig. 1 Feature extraction procedure based on the fusion of Gabor features and block histogram

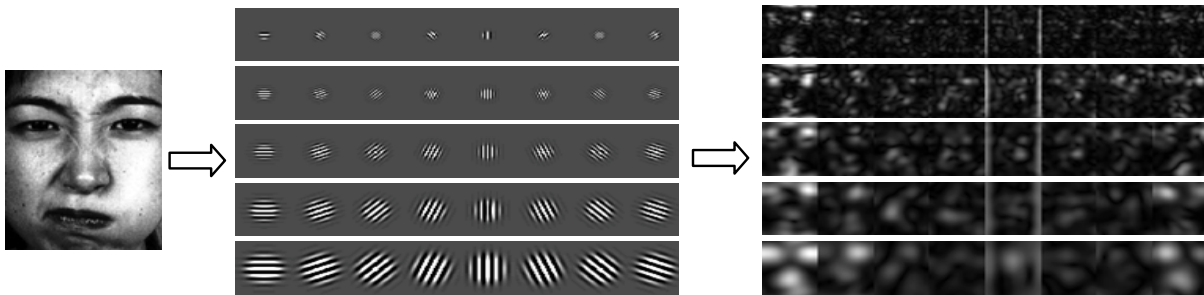


图 2 人脸表情图像 5 个尺度和 8 个方向的 Gabor 特征表征

Fig. 2 5-scale and 8-orientation Gabor features representation of a facial expression image

$$\varphi_j(z) = \frac{\|k_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_j\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\exp(ik_j \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (1)$$

其中, i 为复数算子, σ 为滤波器带宽, $k_j = k_v(\cos \theta, \sin \theta)^T$, 其中 $k_v = 2^{(-v+2)/2}\pi$, $\theta = u \cdot \pi/K$. v 对应 Gabor 滤波器的尺度 (频率), u 对应 Gabor 滤波器的方向. $\|\cdot\|$ 表示模. 不同的 Gabor 滤波器的方向和尺度可以提取图像相应方向和尺度的特征.

对于给定点 $z = (x, y)$, 图像 $I(z)$ 的 Gabor 表征是图像 $I(z)$ 与 Gabor 滤波器 $\varphi_j(z)$ 的卷积:

$$G_j(z) = I(z) * \varphi_j(z) \quad (2)$$

其中, $*$ 表示卷积算子, 图像的卷积输出为复数形式.

1.1.2 Gabor 特征表征

在提取表情图像 Gabor 特征前, 需对原始表情图像进行预处理^[20], 本文实验所用表情图像为灰度图像, 预处理后图像大小为 128 像素 \times 104 像素. 实验中, 为获得多尺度 Gabor 特征, 采用 5 个尺度和 8 个方向的 Gabor 滤波器组. 图 2 描述了表情图像特征表征的过程. 表情图像中每个像素点 $z = (x, y)$ 对应的多尺度和多方向特征表示为 $G_{u,v}(z)$. 基于

此, 本文人脸表情图像的多尺度和多方向特征表征如下:

$$\left\{ G_{u,v}(z) : u \in (0, \dots, 7), v \in (0, \dots, 4) \right\} \quad (3)$$

1.2 Gabor 多方向特征融合

对于人脸表情而言, 不同的表情行为特征具有不同的尺度. Gabor 变换可以有效地分析各个尺度和方向上图像的灰度变化, 还可以进一步检测物体的角点和线段的重点等. 但是通过 Gabor 变换, 每张表情图像都会转化成 40 个对应不同尺度与方向的图像, 所得特征的维数高达原始图像特征维数的 40 倍, 造成特征数据冗余. 因此本文提出了两种融合规则, 将 Gabor 特征同一尺度上的多个方向的特征进行融合. 融合特征既能有效地降低原始 Gabor 特征数据间的冗余, 又能保证有效决策信息不会丢失, 还可以对表情图像进行多尺度分析.

1.2.1 融合规则 1

首先按照如下规则将表情图像每个像素点各尺度上的 8 个 Gabor 方向特征转化为二进制编码:

$$P_{u,v}^{\text{Re}}(z) = \begin{cases} 1, & \text{Re}(G_{u,v}(z)) > 0 \\ 0, & \text{Re}(G_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$P_{u,v}^{\text{Im}}(z) = \begin{cases} 1, & \text{Im}(G_{u,v}(z)) > 0 \\ 0, & \text{Im}(G_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\text{Re}(G_{u,v}(z))$, $u \in (0, \dots, 7)$ 和 $\text{Im}(G_{u,v}(z))$, $u \in (0, \dots, 7)$ 分别对应像素点 $z = (x, y)$ 在 8 个方向上的 Gabor 特征的实部和虚部. 通过式 (4) 和式 (5) 均可得 8 位二进制编码, 由此, 融合编码的十进制形式可表示为

$$T_v^{\text{Re}}(z) = \sum_{u=0}^7 P_{u,v}^{\text{Re}}(z) * 2^u \quad (6)$$

$$T_v^{\text{Im}}(z) = \sum_{u=0}^7 P_{u,v}^{\text{Im}}(z) * 2^u \quad (7)$$

式中, $T_v^{\text{Re}}, T_v^{\text{Im}} \in [0, 255]$, 每个编码值表征一种局部方向. 在每个尺度上计算融合编码的十进制形式, 最终每个表情图像转化为 5 个尺度上的多方向特征融合图像, 如图 3 所示.

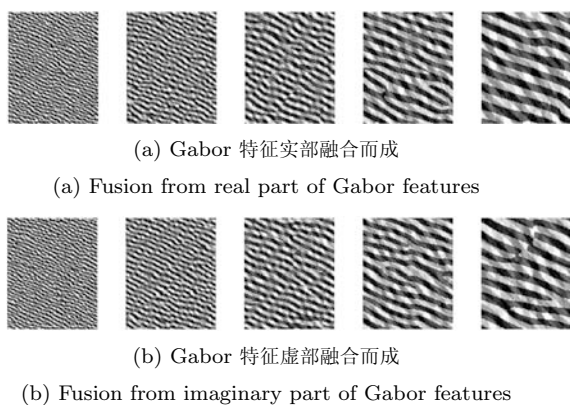


图 3 5 个尺度上的融合图像

Fig. 3 Fusion images on 5 scales

1.2.2 融合规则 2

在本规则中, 局部区域的方向由每个像素点的 8 个 Gabor 方向特征最大值的索引来评估, 即:

$$k = \arg \max_u \{ \|G_{u,v}(z)\| \}, u \in (0, \dots, 7) \quad (8)$$

其中, $G_{u,v}(z)$, $u \in (0, \dots, 7)$ 对应像素点 $z = (x, y)$ 在 8 个方向上的 Gabor 特征 ($G_{u,v}(z)$ 可为 Gabor 特征的实部、虚部或模), 在此将 k 作为融合编码, 则有:

$$T_v(z) = k, v \in (0, \dots, 4) \quad (9)$$

其中, $T_v(z) \in [1, 8]$, 每个编码值表征一种局部方向. 最终每个表情图像转化为 5 个尺度上的多方向特征融合图像, 如图 4 所示.

图 3 与图 4, 从左向右尺度依次递增, 每个尺度图像均包含原始图像在相应尺度的信息. 融合特征的维数是原始 Gabor 特征维数的 $1/8$.

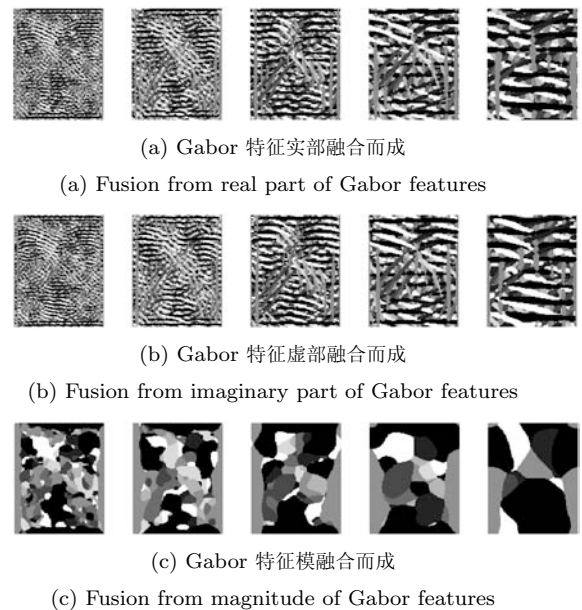


图 4 5 个尺度上的融合图像

Fig. 4 Fusion images on 5 scales

以上两种融合规则都是将 Gabor 系数在 8 个方向上的特征进行融合, 得到 5 个尺度上的融合信息. 规则 1 是对每一个尺度上所有的 Gabor 方向特征进行编码和融合, 保留了每一个像素点所对应的 40 个 Gabor 滤波器的所有信息. 规则 2 是对每一个尺度上 Gabor 方向特征的最大值索引进行编码和融合, 其保留了特征变化最明显的那些 Gabor 子滤波器的信息.

由图 3 与图 4 我们不难看出, 融合图像含有丰富的图像纹理信息, 这表明 Gabor 融合特征对于图像局部纹理变化具有较高的鉴别性, 而直方图能够有效描述纹理图像的全局特征^[14]. 鉴于此, 我们考虑将 Gabor 融合特征与直方图结合起来对人脸表情图像进行表征.

1.3 分块直方图特征选择

直方图能够有效描述纹理图像的全局特征, 然而, 直接对整个融合图像计算直方图分布会丢失很多结构上的细节, 因此将融合图像进一步划分为若干矩形不重叠且大小相等的子块. 分别对每个子块区域内的融合特征计算其直方图分布, 将其联合起来完成图像表征.

实验中, 融合图像大小为 128 像素 \times 104 像素, 将每个融合图像分割成 8×8 个子块, 每个子块大小为 16 像素 \times 13 像素. 对于融合图像 $T_v(z)$ ($v \in (0, \dots, 4)$), 每个矩形子块可以表示为: $R_{v,r}(z)$ (v

$\in (0, \dots, 4), r \in (0, \dots, 64)$), 其对应的直方图分布定义如下:

$$h_{v,r,i} = \sum_z I(R_{v,r}(z) = i), \quad i = 0, \dots, k-1$$

其中, $I\{A\} = \begin{cases} 1, & A \text{ 为真} \\ 0, & A \text{ 为假} \end{cases}$, $k = 256$ (规则 1) 或 $k = 8$ (规则 2).

每个直方图条柱代表相应编码在子块中出现的次数, 每个子块对应的直方图有 k 个条柱. 表征表情图像的直方图定义如下:

$$H = \{h_{v,r,i} : v \in (0, \dots, 4), r \in (0, \dots, 64), i \in (0, \dots, k-1)\} \quad (10)$$

每个 $h_{v,r,i}$ 表示一个子块所对应的直方图, 反映了这一局部区域内整体灰度变化. 与直接对整个融合图像计算直方图分布相比, 分块直方图包含了更多邻域内的信息, 能够兼顾局部的细微变化和整体的变化.

1.4 算法可行性分析

1) 融合特征是通过 5 个尺度上多个方向的 Gabor 特征进行编码所得, 继承了 Gabor 小波能够捕捉对应空间频率 (尺度)、空间位置及方向选择性等局部结构信息的优点, 同时能够有效降低特征数据间的冗余, 减少计算复杂度.

2) 融合图像含有丰富的图像纹理信息, 这表明融合特征对于表情图像局部纹理变化具有较高的鉴别性, 而分块直方图既能够有效描述纹理图像的全局特征, 又能保留图像结构上的细节信息. 二者结合, 可以多层次、多分辨率地表征人脸表情局部特征以及局部邻域内的特征. 因此将 Gabor 多方向融合特征与分块直方图结合起来对人脸表情图像进行表征.

3) 无论是基于 Gabor 特征的局部表征能力还是基于分块的直方图统计都能够确保算法所得的图像特征模型为局部模型, 因此本文所提算法对于由表情变化所引起的局部形变具有鲁棒性.

2 实验描述及结果分析

由本文方法所提取的表情图像特征维数分别为: $256 \times 5 \times 64 = 81\,920$ (规则 1) 和 $8 \times 5 \times 64 = 2\,560$ (规则 2). 如此高的维数难以快速并精确分类, 需要进一步对其进行特征选择. 实验将分别用主成分分析法 (PCA)^[21]、主成分分析和线性判别分析 (PCA + LDA)^[13]、核主成分分析法 (Kernel PCA, KPCA)^[22] 对其进行降维, 并用 K 近邻^[13] 分类方法和支持向量机 (Support vector machine, SVM)^[23]

对降维后的特征进行分类. 实验采用日本的 JAFFE 女性人脸表情数据库进行测试. 该数据库包括 10 个人的表情图像, 每人有 7 种表情 (愤怒、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤和惊讶), 每种表情有 3 或 4 张样本, 一共有 213 张表情图像. 在每个人的各种表情中取 1 或 2 张表情图像作为训练样本, 剩下的作为测试样本. 本文每次实验采用 137 个训练样本 (7 种表情样本数分别为 20, 18, 20, 19, 20, 20, 20) 和 76 个测试样本 (7 种表情样本数分别为 10, 11, 12, 12, 10, 11, 10). 由于该数据库的样本较少, 所以遍历 3 种情况, 得到平均识别率. 部分实验用纯脸表情如图 5 所示.



图 5 部分实验用纯脸表情

Fig. 5 Some pure facial expressions of experiment

2.1 实验流程

本文所提出的人脸表情识别系统流程图如图 6 所示.

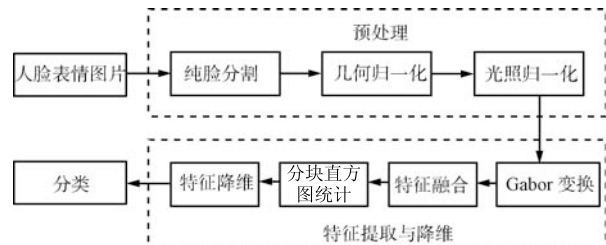


图 6 人脸表情识别系统流程图

Fig. 6 Flow chart of the facial expression recognition system

首先将表情库中所有图像进行预处理, 包括: 纯脸分割、几何归一化和光照归一化, 然后利用本文所提方法提取表情特征并降维, 最后用分类器进行分类.

2.2 实验描述

实验将本文方法提取的特征与传统 Gabor 特征、局部 Gabor 特征^[13]、Gabor 直方图特征^[2]进行了对比分析. 其中, 局部 Gabor 特征是通过文献^[13]中 $LG3 (3 \times 8)$ 局部采样法计算所得.

对于融合规则 1, 由于其不包含 Gabor 特征模的信息, 因此采用 Gabor 特征的实部、虚部以及实部串联虚部进行分类实验. 对于融合规则 2, 采用 Gabor 特征的实部、虚部以及 Gabor 特征模进行分类实验. 同一人脸表情图像在 5 个尺度上的融合图像如图 7 所示, 其中, 第 1 行由规则 1 特征实部融合而成; 第 2 行由规则 1 特征虚部融合而成; 第 3 行由规则 2 特征实部融合而成; 第 4 行由规则 2 特征虚部融合而成; 第 5 行由规则 2 Gabor 特征的模融合而成.

2.3 结果分析

表 1 列出了采用不同的特征选择方法和分类方法所取得的识别结果. 由识别结果可以看出:

1) 基于融合规则 1 (实部串联虚部) 以及基于融合规则 2 (实部、虚部、模) 的平均最佳识别率分别为: 96.05 %, 96.05 %, 95.61 % 和 98.24 %, 高于传统 Gabor 特征 (91.23 %)、局部 Gabor 特征 (95.61 %) 和 Gabor 直方图特征 (92.99 %). 其中, 基于融合规则 2 (模) 的表征方法取得了最高的识别精度 98.24 %. 这表明, 本文所提出的两种融合规则对于人脸表情识别是有效的.

2) 基于融合规则 1 实部、虚部的算法相对于局部 Gabor 特征没有提高识别率. 这是因为实部与虚部所包含的辨识信息不同, 单独使用实部或虚部不能提供足够的辨识信息, 因此我们将融合规则 1 实部与虚部进行串联, 所得识别率为 96.05 %, 相对于局部 Gabor 特征 95.61 % 的识别率有所提高. 但同时, 由于对实部与虚部串联, 所提取的特征数量增加了一倍, 运算效率有所降低.

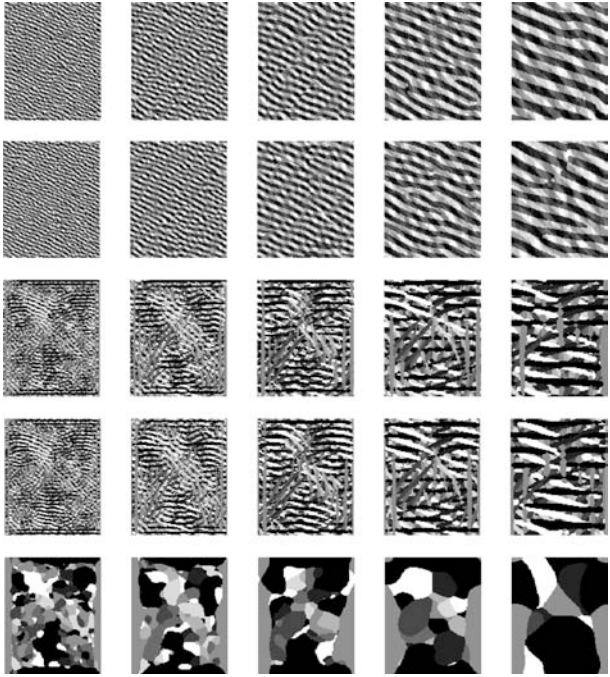


图 7 5 个尺度上的融合图像
Fig. 7 Fusion images on 5 scales

3) 融合规则 2 的识别率高于融合规则 1 的识别. 这是由于, 规则 1 是将对应每一尺度的所有 Gabor 方向特征进行编码和融合, 这就导致了其在降低 Gabor 特征维数的同时也保留了部分 Gabor 特征的冗余信息. 而规则 2 是对 Gabor 方向特征最大值的索引进行特征编码和融合, 其既保留了特征变化最明显的那些 Gabor 子滤波器的信息, 又有效地降低了特征数据的冗余性. 因此, 融合规则 2 所含有效辨识信息多于融合规则 1.

表 1 不同的特征参数对应的识别结果 (%)
Table 1 Recognition rates corresponding to different features (%)

特征参数	特征选取方法和分类方法					
	K 近邻 (欧氏距离)			SVM		
	PCA	PCA + LDA	KPCA	PCA	PCA + LDA	KPCA
Gabor 特征	75.88	89.47	90.79	76.76	89.91	91.23
局部 Gabor 特征 ^[11]	79.82	95.18	94.74	80.70	95.61	95.18
Gabor 直方图特征 ^[2]	77.63	91.23	91.67	78.07	92.11	92.99
规则 1 (实部)	78.95	92.11	92.99	79.39	92.11	93.86
规则 1 (虚部)	77.63	91.23	92.11	78.07	91.23	92.11
规则 1 (实部串联虚部)	80.26	94.30	95.61	80.26	94.74	96.05
规则 2 (实部)	79.39	93.86	95.18	80.70	94.74	96.05
规则 2 (虚部)	80.26	93.86	94.74	80.26	94.30	95.61
规则 2 (模)	83.33	96.05	97.36	84.21	97.36	98.24

4) 对于两种融合规则而言, Gabor 特征实部与虚部对于表情分类的贡献近似. 接下来将实部与虚部联合合作进一步分析: 所得规则 1 (实部串联虚部) 的识别率高于规则 1 (实部、虚部) 的识别率; 规则 2 (模) 的识别率高于规则 2 (实部、虚部) 的识别率. 这表明, 尽管实部与虚部对于表情分类的贡献近似, 但是所提供的决策信息不同, 因此二者结合能够得到更有效的决策信息.

5) 对比各种特征选择方法可以发现: PCA 特征的识别结果在 75.88%~84.21% 之间, PCA + LDA 特征的识别结果在 89.47%~97.36% 之间, KPCA 特征的识别率最高, 为 90.79%~98.24%, 这说明 KPCA 除了能够明显降低特征维数, 还能增加人脸表情的区分度, 使其更易于分类. 在个别情况下 PCA + LDA 特征的识别率超过了 KPCA 特征的识别率, 如局部 Gabor 特征/PCA + LDA 的识别率高于局部 Gabor 特征/KPCA 的识别率.

6) 从分类器方面看, SVM 分类效果略好于近邻分类, 其最高平均识别率达到了 98.24%. 接下来, 我们对得到最高平均识别率的特征表征方法 (规则 2 (模)) 进行分析, 表 2 列出了 7 种人脸表情遍历 3 次分类实验的具体实验结果.

表 2 7 种表情 3 次实验的识别结果

Table 2 Recognition results of seven expressions in three experiments

表情	测试图 像数量	第 1 次 识别数	第 2 次 识别数	第 3 次 识别数	平均识 别率 (%)
愤怒	10	9	9	10	93.33
厌恶	11	11	11	11	100
恐惧	12	12	11	11	94.44
高兴	12	12	12	12	100
中性	10	10	10	10	100
悲伤	11	11	11	11	100
惊讶	10	10	10	10	100
总计	76	75	74	75	98.24

在第 1 次和第 2 次实验中, 愤怒被误识别为厌恶, 如图 8(a) 所示. 原因在于此人愤怒和厌恶的表情在细节变化的表征上比较相似.

在第 2 次和第 3 次实验中, 恐惧被误识别为高兴, 如图 8(b) 所示. 原因在于此人恐惧和高兴的表情在细节变化的表征上比较相似, 尤其是嘴部变化极其相似.

2.4 所选融合特征的尺度分析

用于表情识别的特征是融合特征中含有最丰富



(a) 愤怒 (a) 恐惧
(a) Anger (a) Fear

图 8 被误识别的表情图像

Fig. 8 Misidentified expression images

判别信息的特征, 通过这些特征的尺度分布, 可以判断不同尺度对于表情识别的贡献率. 为了更加直观的观察所选特征的尺度分布, 我们对取得了最佳分类效果的特征 (规则 2 (模)/KPCA) 的统计特性进行分析.

所选特征的尺度分布如图 9 所示. 特征在绝大多数的尺度上均有分布, 这表明多尺度分析对于表情识别是有效的. 小尺度特征对表情分类贡献较少, 大尺度特征对表情识别贡献较大. 在尺度 3 ($v = 3$) 和尺度 4 ($v = 4$) 上选择的特征接近特征总数的 90%, 这是由于对于人脸表情识别而言, 相对大幅度的嘴部区域和眉毛区域的变化, 有利于表情分类, 因此需要对相对大的尺度进一步分析.

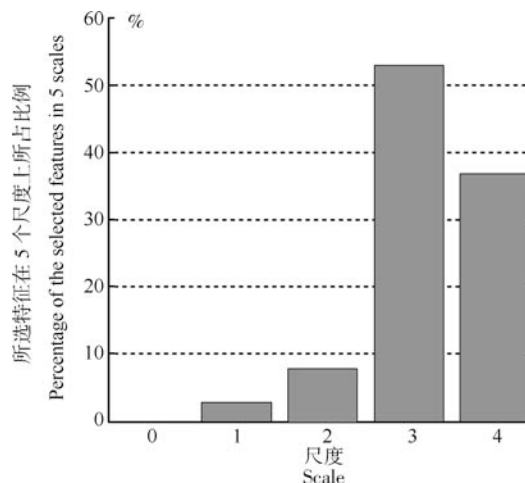


图 9 所选特征的尺度分布

Fig. 9 Scale distribution of selected features

3 结论

本文针对传统的 Gabor 特征表征全局特征能力弱的问题, 提出了一种新颖的基于 Gabor 局部方向特征融合与分块直方图相结合的人脸表情识别方法,

采用 KPCA 进行特征选择, 运用 SVM 进行表情分类. 本文主要成果总结如下:

1) 为了提取局部方向信息并降低特征维数, 同时考虑到人脸表情行为的多尺度特性, 提出两种特征融合规则, 将同一尺度不同方向的 Gabor 特征进行融合. 与传统 Gabor 特征相比, 特征维数明显降低, 计算量和内存需求减少.

2) Gabor 特征在分析局部纹理变化方面的能力很强, 但缺乏表征全局特征的能力. 直方图能够有效的表征图像全局特征, 将 Gabor 特征与分块的直方图结合起来, 可以多层次、多分辨率地表征人脸表情.

实验结果表明, 本文所提方法无论在计算量上还是识别性能上都比传统的 Gabor 滤波器组更具有优势. 应用在 JAFFE 表情库上最高平均识别率达到 98.24%, 表明其适用于人脸表情图像识别.

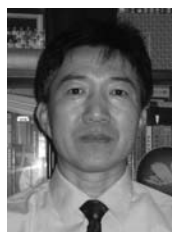
References

- Jin Hui, Gao Wen. Analysis and recognition of facial expression image sequences based on HMM. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(4): 646–650
(金辉, 高文. 基于 HMM 的面部表情图像序列的分析与识别. 自动化学报, 2002, **28**(4): 646–650)
- Liu Xiao-Min, Zhang Yu-Jin. Facial expression recognition based on Gabor histogram feature and MVBoost. *Journal of Computer Research and Development*, 2007, **44**(7): 1089–1096
(刘晓旻, 章毓晋. 基于 Gabor 直方图特征和 MVBoost 的人脸表情识别. 计算机研究与发展, 2007, **44**(7): 1089–1096)
- Liu Xiao-Min, Tan Hua-Chun, Zhang Yu-Jin. New research advances in facial expression recognition. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(10): 1359–1368
(刘晓旻, 谭华春, 章毓晋. 人脸表情识别研究的新进展. 中国图象图形学报, 2006, **11**(10): 1359–1368)
- Xue Yu-Li, Mao Xia, Guo Ye, Lv Shan-Wei. The research advance of facial expression recognition in human computer interaction. *Journal of Image and Graphics*, 2009, **14**(5): 764–772
(薛雨丽, 毛峡, 郭叶, 吕善伟. 人机交互中的人脸表情识别研究进展. 中国图象图形学报, 2009, **14**(5): 764–772)
- Wu Xiu-Yong, Xu Ke, Xu Jin-Wu. Automatic recognition method of surface defects based on Gabor wavelet and kernel locality preserving projections. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(3): 438–441
(吴秀永, 徐科, 徐金梧. 基于 Gabor 小波和核保局投影算法的表面缺陷自动识别方法. 自动化学报, 2010, **36**(3): 438–441)
- Ashraf A B, Lucey S, Chen T. Reinterpreting the application of Gabor filters as a manipulation of the margin in linear support vector machines. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(7): 1335–1341
- Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, **18**(10): 959–971
- Donato G, Bartlett M S, Hager J C, Ekman P, Sejnowski T J. Classifying facial actions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, **21**(10): 947–989
- Zhang Z Y, Lyons M, Schuster M, Akamatsu S. Comparison between geometry-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perceptron. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Nara, Japan: IEEE, 1998. 454–459
- Wen Z, Huang T S. Capturing subtle facial motions in 3D face tracking. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003. 1343–1350
- Yu J G, Bhanu B. Evolutionary feature synthesis for facial expression recognition. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(1): 1289–1298
- Liao S, Fan W, Chung A C S, Yeung D Y. Facial expression recognition using advanced local binary patterns, Tsallis entropies and global appearance features. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, USA: IEEE, 2006. 665–668
- Deng Hong-Bo, Jin Lian-Wen. Facial expression recognition based on local Gabor filter bank and PCA + LDA. *Journal of Image and Graphics*, 2007, **12**(2): 322–329
(邓洪波, 金连文. 一种基于局部 Gabor 滤波器组及 PCA + LDA 的人脸表情识别方法. 中国图象图形学报, 2007, **12**(2): 322–329)
- Zhang B C, Shan S G, Chen X L, Gao W. Histogram of Gabor phase patterns (HGPP): a novel object representation approach for face recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(1): 57–68
- Yang Bo, Jing Zhong-Liang. Image fusion algorithm based on the quincunx-sampled discrete wavelet frame. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 12–22
(杨波, 敬忠良. 梅花形采样离散小波框架图像融合算法. 自动化学报, 2010, **36**(1): 12–22)
- Gu Xin, Wang Hai-Tao, Wang Ling-Feng, Wang Ying, Chen Ru-Bing, Pan Chun-Hong. Fusing multiple features for object tracking based on uncertainty measurement. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(5): 550–559
(顾鑫, 王海涛, 汪凌峰, 王颖, 陈如冰, 潘春洪. 基于不确定性度量的多特征融合跟踪. 自动化学报, 2011, **37**(5): 550–559)

- 17 Gao Quan-Xue, Xie De-Yan, Xu Hui, Li Yuan-Zheng, Gao Xi-Quan. Supervised feature extraction based on information fusion of local structure and diversity information. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(8): 1107–1114
(高全学, 谢德艳, 徐辉, 李远征, 高西全. 融合局部结构和差异信息的监督特征提取算法. 自动化学报, 2010, **36**(8): 1107–1114)
- 18 Lei Z, Liao S, Pietikainen M, Li S Z. Face recognition by exploring information jointly in space, scale and orientation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(1): 247–256
- 19 Shen Lin-Lin, Ji Zhen. Gabor wavelet selection and SVM classification for object recognition. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 350–355
- 20 Liu S S, Tian Y T, Wan C. Gabor feature representation method based on block statistics and its application to facial expression recognition. In: *Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Jinan, China: IEEE, 2010. 6267–6271
- 21 Gong Ting, Hu Tong-Sen, Tian Xian-Zhong. Human face expression recognition based on within-class modular PCA. *Mechanical and Electrical Engineering Magazine*, 2009, **26**(7): 74–76
(龚婷, 胡同森, 田贤忠. 基于类内分块 PCA 方法的人脸表情识别. 机电工程, 2009, **26**(7): 74–76)
- 22 Jadhao D V, Holambe R S. Gabor wavelet feature based face recognition using the fractional power polynomial kernel Fisher discriminant model. In: *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*. Tamil Nadu, India: IEEE, 2007. 387–393
- 23 Kim S K, Park Y J, Toh K A, Lee S. SVM-based feature extraction for face recognition. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(8): 2871–2881



刘帅师 吉林大学控制科学与工程系博士研究生. 2003 年于吉林大学获得学士学位, 2006 年于吉林大学获得硕士学位. 主要研究方向为模式识别, 机器视觉.
E-mail: liu-shuaishi@126.com
(**LIU Shuai-Shi** Ph. D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Jilin University. She received her bachelor degree and master degree from Jilin University in 2003 and 2006, respectively. Her research interest covers pattern recognition and machine vision.)



田彦涛 吉林大学教授. 1993 年于吉林工业大学获得工学博士学位. 主要研究方向为复杂系统建模, 优化与控制, 机器视觉与模式识别. 本文通信作者.
E-mail: tianyt@jlu.edu.cn
(**TIAN Yan-Tao** Professor at Jilin University. He received his Ph. D. degree from Jilin University of Technology in 1993. His research interest covers complex system modeling, optimization and control, machine vision, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



万川 吉林大学控制科学与工程系博士研究生. 主要研究方向为模式识别.
E-mail: 79585376@qq.com
(**WAN Chuan** Ph. D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Jilin University. His main research interest is pattern recognition.)